农业知识智能服务技术综述

赵春江[1,2,3,4*]

（1. 国家农业信息化工程技术研究中心，北京 100097；2. 北京市农林科学院信息技术研究中心，北京 100097；3. 农业农村部农业信息技术重点实验室，北京 100097；4. 农业农村部数字乡村技术重点实验室，北京 100097）

摘　要：［**目的/意义**］农业环境动态多变、动植物生长影响因子众多且互作关系复杂，如何将分散无序信息理解生成生产知识或决策案例是世界性难题。农业知识智能服务技术是应对农业数据低秩化、规则关联度低和推理可解释性差等现状，提升农业生产全过程综合预测和决策分析能力的核心关键。［**进展**］本文综合分析了感知识别、知识耦合、推理决策等农业知识智能服务技术，构建由云计算支撑环境、大数据处理框架、知识组织管理工具、知识服务应用场景组成的农业知识智能服务平台，提出一种基于知识规则和事实案例相结合的农情解析与生产推理决策方法，构造产前规划、产中管理、收获作业、产后经营等全链条知识智能应用场景。［**结论/展望**］从农业多尺度农情稀疏特征发现与时空态势识别、农业跨媒体知识图谱构建与自演化更新、复杂成因农情多粒度关联与多模式协同反演预测、基于生成式人工智能的农业领域大语言模型设计、知识智能服务平台与新范式构建等方面对农业知识智能服务技术发展趋势进行总结，对实现农业生产由“看天而作”到“知天而作”转变具有技术支撑作用。

关键词：农业知识智能服务；知识耦合；推理决策；多模态知识图谱；农情预警

中图分类号：S126；S−1　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202306002

引用格式：赵春江 . 农业知识智能服务技术综述[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(2): 126-148.

ZHAO Chunjiang. Agricultural knowledge intelligent service technology: A review[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(2): 126-148.

1　引　言

中国农业生产分布广，种植区域、气候、品种、农艺等差异巨大，光温水土气等环境与作物生长、病虫害发生的关联机理十分复杂，加之农业生境、水文、气象等外部条件的不确定性导致科学、精准的生产决策非常困难[1]，迫切需要将深度学习、机器视觉、知识工程、推理决策等新一代人工智能技术与农业场景深度融合，提升农情研判、预警防控、环境调控、标准化管理等农产品全生命周期的综合预测与知识服务能力，实现由“看天而作”到“知天而作”的转变，通过建立“知识赋能”的智慧农业应用模式，推动农业产业提质增效与现代化转型升级[2]。

当前农业传感器、物联网、智能农机等技术快速发展，农业生产过程的数据化水平不断提升，农业知识智能服务通过对这些海量农业数据的采集、分析和挖掘，提取数据中蕴含的知识和规律，克服传统方式存在服务效率低、信息过载等缺点，为农业生产管理提供科学依据，提升农业科技服务的针对性和质量[3]。

目前农业生产经营仍对人工经验有着较高的依赖度，本文从智能化决策替代的角度，充分考虑农业知识服务中面临的数据低秩化、知识碎片化和关联复杂度高等现状，从“感知识别”“知识耦合”“推理决策”三个层面进行研究突破，重点解决复杂不确定环境下的动植物状态识别、多模态数据关

收稿日期：2023-06-02

基金项目：科技创新 2030“新一代人工智能”重大项目（2021ZD0113604）；财政部和农业农村部：国家现代农业产业技术体系（CARS-23-D07）

作者简介：赵春江，博士，研究员，中国工程院院士，研究方向为农业人工智能与知识服务。E-mail：zhaocj@nercita.org.cn

联知识抽取与农业多应用场景协同推理等农业知识智能服务中的关键问题，通过数据、知识、案例联合驱动，为农业生产用户提供土壤改良、品种选择、育苗调控、生产管理、水肥药减施、采收决策、产销对接、品控溯源等全链条知识智能服务。

2 农业知识智能服务概述

随着农业生产方式的转变，农业知识成为了现代化农业生产量化决策与精准作业的关键要素，农民等生产经营主体对于知识的需求激增，但目前农民获取农业知识的渠道与手段较为局限，制约了农业生产转型升级。农业知识智能服务是指利用人工智能新技术，通过对农业知识的采集、存储、处理、分析和利用，建立农业知识智能服务系统，将各种农业知识信息进行整合优化，为农民提供智能化的农业知识服务。这种服务能够大大提高农民对农业生产的认知度和理解度，提高农业生产的科学性、精准性和高效性。同时，平台化的农业知识智能服务还能够随时随地帮助农民解决农业生产中的疑难问题，及时优化农业生产方案，提高生产效益。

在农业生境信息获取方面，准确识别动植物状态并进行恰当的干预处理是农产品产量与品质提升的关键[4]。随着图像识别等人工智能技术的发展，农业生产过程信息获取从传统的传感器感知为主向图像感知为主、多种传感器感知共同参与的多模态信息感知方向发展。从产业问题对象的角度划分，农业植物的感知研究主要集中于杂草、病害、虫害、营养状态和缺水状态等的分类与识别[5-7]。美国普渡大学（Purdue University）等提出基于深度学习和图像分割的作物目标检测方法，对农田场景中不同作物植株形状和生理信息获取和精确识别；中国国家农业信息化工程技术研究中心提出了基于遥感影像的作物长势、病害识别方法[8]。农业动物的研究主要集中于其健康情况、繁育状态和异常行为等的判别与识别[9]。农业生境信息感知识别技术不仅为农业大规模知识图谱构建提供了海量的数据来源，而且多模态数据形成的闭环可扩充数据集，实现可迭代自主学习，提高知识智能服务模型的自洽性。

在农业知识工程方面，谷歌2012年发布了知识图谱，通过“实体-关系-实体”的三元组以及相应的“属性-值对”，改变了传统知识的组织形式，为海量知识中高效搜索、精确知识推理等提供了很好的支撑[10, 11]。随着人工智能技术的不断发展，农业知识图谱已从早期文献计量学图谱分析进入以实体识别、关系抽取等技术为核心的知识图谱自动化构建阶段。从知识抽取的数据对象角度来看，早期的知识图谱构建主要基于单一文本分析，特别是利用结构化数据可以快速构建三元组[12]。但随着近年来移动互联网的飞速发展，大量的知识以非结构化的形式体现，图像、语音、非结构化文本等多模态数据成为了信息和知识的重要载体。海量多模态数据的引入，使得多模态语义理解与知识图谱表示成为了该领域研究的热点[13]。首个多模态知识图谱（Multi-Modal Knowledge Graphs，MMKG）Richpedia于2019年被正式提出[14]，其构建方式是以维基百科文本实体为基础，添加实体对应的图像，进而形成多模态的知识图谱。

在农业知识服务应用方面，欧盟“地平线2020计划”Demeter智慧农业项目构建的农业食品知识图谱在18个国家开展了实际应用；美国的Google和农民商用网络（Farmers Business Network，FBN）利用空间图像特征提取和深度学习技术实现识别鉴定农产品品质、产量等特征；IBM推出Waston Decision数字平台，包含玉米、小麦、大豆等60多个作物模型和领域知识库，可以帮助农场主制定种植规划、销售排产计划、水肥施用方案等[15]。在国内，国家农业信息化工程技术研究中心研发的中国农技推广信息平台形成了领域覆盖广、知识分类全的海量知识库，拥有亿万条农业问答[16]。近日，ChatGPT（Chat Generative Pre-trained Transformer）、GPT-4.0、Bard、百度文心等系列生成式大模型逐渐进入知识服务的视野，通过高算力、海量数据、超大规模参数实现智能服务能力的跃升，具有知识表征表达充分全面、跨媒体跨模态的特点，是未来知识服务的趋势。如问答交互过程的文本输入、图像或视频输出，视频形式的农业生产方案的自动生成，通过多轮反馈融合上下文衍生的具有农业经验的陪伴对话机器人，一定程度

上将改变未来的知识服务模式与农户的生产方式。

3 农业知识智能服务关键技术

3.1 技术架构

农业知识智能服务的技术架构（图 1）主要包括数据感知识别、知识耦合和推理决策等层面。

在感知识别方面，采用“星-空-地”多通道感知设备和互联网数据挖掘工具，全方位获取农情、灾害、作物立地条件、动植物生长状况和农业知识等多源数据，为农业知识服务提供动态准确基础数据资源。

在知识耦合方面，开展多模态数据语义对齐、模型构建、知识迁移、知识图谱自主演进更新和自然语言预训练模型——人工智能（Artificial Intelligence，AI）大模型方面的研究，实现多模态农业知识库动态更新，构建农业知识服务数据集，提供知识驱动的智能服务。

在推理决策方面，主要围绕农业领域决策支持模型欠缺和传统模型构建时间长等难点问题，通过农业知识智能服务平台集成多模态 AI 模型和降维优化后的农业机理模型，为农业产业提供及时准确的智能服务。



图 1 农业知识智能服务技术架构

Fig. 1 Technology architecture of agricultural knowledge intelligent service

3.2 智能感知识别分析技术

通过对农作物生长状态与环境特征进行智能感知分析，有助于实现科学的农业生产管理，优化各个生产环节的投入。智能传感器、远程广域网、4G/5G 网络、无线传感器网络等技术已广泛应用于农业生产[17]，监测空气温湿度、光照、土壤墒情等参数[18, 19]，通过病害预测[20]以进行早期防控，提高作物产量。

随着视觉技术的发展，其在病虫害防治、农业机器导航、采摘检测计数与农产品分级等领域已得到了广泛应用。根据 RGB 图、深度图、激光点云、光谱等数据，农业视觉分析不同农业生产元素的颜色、纹理、形状特征，以分离识别不同农业目标。近年来，由于卷积神经网络强大的自适应特征提取和非线性映射能力，深度学习模型广泛应用于农业视觉目标检测与场景语义识别中，用于精准提取、识别和定位农业环境复杂特征。典型的深度学习模型包括 AlexNet、VGGNet、GoogLeNet、ResNet、区域卷积神经网络（Region Convolutional Neural Networks，R-CNN）、YOLO（You Only Look Once）等[21]。

3.2.1 基于机器视觉的目标检测

基于机器视觉的目标检测是指根据采集数据在复杂环境中检测农业目标对象的技术，如水果品质

检测[19]、采摘机器人目标定位[20]、畜禽个体监测与识别[21]、病虫草害的检测[22]与作物计数[23]等。由于农作物密集生长，枝叶果相互遮挡，而且前景目标可能与背景结构具有较高的相似性。农业场景的这些特点给目标检测技术带来了新的挑战。

表1总结了农业领域中视觉目标检测现状。目前农业视觉目标检测可分为以Faster R-CNN为代表的两阶段检测网络和以SSD（Single Shot Multibox Detector）、YOLO为代表的一阶段检测网络。两类网络的不同之处在于两阶段网络需要先生成可能包含异常的候选框，而后进行分类，一阶段网络直接使用backbone提取的特征来预测病害的位置和类别。由表1可知，基于目标检测的农作物病害检测是目前较为活跃的研究领域之一，因此本文以农业病害检测为例详细介绍两种检测方法发展现状。

表1　基于机器视觉的农业目标检测技术对比

Table 1 Comparison of agricultural target detection technologies based on machine vision

模型		特点	作物类型	结果
两阶段农业目标检测	Faster R-CNN[24]	针对背景复杂、多尺度小目标特征检测表现良好	番茄病虫害定位检测	平均识别精度达到85.98%
	改进Faster R-CNN[25]	采用区域特征聚集改进Faster R-CNN兴趣区域池化层，以降低特征量化误差	小麦锯蝇、小麦蚜、小麦螨	平均精度均值达到81.0%
	MR3P-TS[26]	扩展了Mask R-CNN中Mask分支，通过计算掩模的多个连通域的面积，识别出了采摘主要部分	茶芽轮廓和采摘点检测	采摘点定位 Pr=94.9，Recall=91%
一阶段农业目标检测	改进SSD网络[27]	融合多尺度卷积核和空洞卷积模块提高特征检测识别能力	原木端面识别	检测精确率达到97%
	GSC-YOLOv3[28]	将GhostNet作为主干网络，使用空间金字塔池化结构增强特征提取	红花丝检测	平均精度均值达到91.89%
	YOLOv4-GCF[29]	YOLOv4采用GhostNet作为主干网络，利用注意力机制CBAM提高检测精度	荔枝病虫害检测	平均精度达到89.76%
	YOLOv4-Dense[30]	YOLOv4结合DenseNet网络将先验框改为符合形状的圆形标记框	樱桃果实检测定位	F_1值达到0.947
	GHTR2-YOLOv5s[31]	YOLOv5s融合卷积块注意力模块和加权双向特征金字塔网络，具有更高的检测精度	苹果果实病害检测	平均精度均值达到90.9%

（1）基于两阶段检测网络的病害检测。Faster R-CNN将特征提取、边界框回归和分类集成到一个网络中，明显提升了检测速度和检测精度，是两阶段检测网络中的典型代表。两阶段病害检测网络结构如图2所示，通常由四个部分组成，分别是卷积层、区域建议网络、兴趣区域池化层、分类和回归层。该网络利用选择性搜索方法生成稀疏候选框，将候选框映射为农业视觉特征，通过区域分类器进行特征检测识别。Fuentes等[24]首次使用Faster R-CNN进行番茄病虫害的定位检测，结合VGG Net和ResNet等深度特征提取工具，在包含9类5000种番茄病虫害的数据集中，实现了85.98%的平均识别精度。由于在背景复杂、病斑多尺度以及小目标的病害检测的任务上Faster R-CNN表现良好。以Faster R-CNN为基准网络进行改进的工作相继取得了一些成果，典型的改进工作主要包括：改进特征提取网络以使模型获得更好的检测精度和鲁棒性[32,33]；适度增加网络宽度或深度来增强特征提取能力[34,35]；增加注意力机制抑制无用噪声以提高复杂背景下的病害特征检测能力[36]。

（2）基于一阶段检测网络的病害检测。一阶段

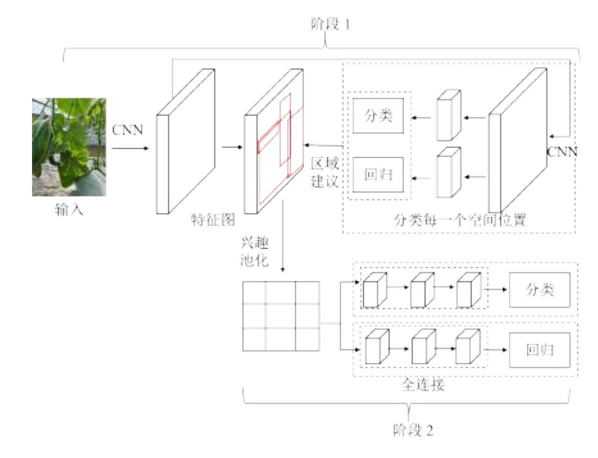


图2　两阶段作物病害检测网络结构图

Fig. 2 Structure chart of a two-stage crop disease detection network

目标检测网络取消了区域建议阶段，直接对特征图上每个位置的对象进行类别预测，大大提高了检测网络的推理速度。一阶段检测网络都使用整个图像作为网络的输入，并在输出层直接返回边界框的位置及其所属类别。

YOLO系列模型最早由Redmon等[37]于2016年提出，与Faster R-CNN相比，YOLO模型去掉了候选框提取阶段，可同时实现目标区域预测和分类的回归过程，因此也被认为是一阶段检测算法。YOLO将图像划分成网格，以网格为中心确定目标边界和类别，在满足高精度的同时提高了检测速度。Bhatt等[38]提出了一种基于YOLOv3的病虫害检测方法，针对自然条件下的茶园病虫害检测中取得了86%的平均精度均值（mean Average Precision，mAP）。孙丰刚等[31]通过加入卷积块注意力模块和加权双向特征金字塔网络提高模型精度，提出了一种基于YOLOv5s的果实病害识别模型GHTR2-YOLOv5s，在IoU（Intersection over Union）阈值为0.5的情况下平均精度均值（mAP 0.5）达到0.909，能快速准确地识别苹果果实病害。

现有农业视觉目标检测服务覆盖范围较广，大多研究针对不同农业需求训练专用目标检测模型，模型验证多基于自建数据集，泛化性和通用性不强。如何将不同作物不同生育期的生长特征，包括病害特征、生长参数提取与轮廓检测定位等进行迁移学习，训练农业领域通用检测模型是当前亟须解决的问题。

3.2.2 农业多模态数据语义识别

不同于农业目标检测，场景语义识别不仅要识别提取农业相关所属的类别，还要准确计算出不同农业生产要素区域的位置和面积。通过逐像素分配叶片、果实、茎秆、土地、农机与其他农业背景等不同的语义类别标签，图像分割将农业图像划分为若干个特定的、包含不同生产要素的区域并计算得出感兴趣区域，能够实现作物覆盖和类型分析[39]、森林树种标记[40]与病虫害发展程度鉴定[41]等应用。图像分割技术正在取代传统的人工观察和测量表型数据，在现代农业中发挥了极其重要的作用。例如，图像分割技术常被用于监测作物的生长趋势，预测冠层面积和生物量等，从果实表面提取关键点以确定果实的几何尺寸和成熟度[42]。

农业图像中不同生产要素间存在相似特征，例如，植物叶片与茎秆颜色相似、田间地膜与田垄路径相互干扰、同一作物不同病害表型特征不明显等，这些问题增加了农业关键区域分割的难度。传统阈值分割等技术很难精确提取出农业感兴趣区域。全卷积网络（Fully Convolutional Networks，FCN）[43]、U-Net[44]等分割模型因其高效的学习性能和良好的应用效果受到研究者的青睐。Huang等[45]基于VGG-16模型构建FCN分割番茄叶部图像，为了提高模型特征提取能力，引入双路径网络模型，并通过切换归一化层对双路径神经网络的参数进行自适应优化，提高了模型识别不同类型病害的通用性和训练速度，识别准确率达到97.59%。针对不同成熟期的灵武长枣，Li等[46]利用多尺度特征融合改进FCN-8s中卷积模块，其像素准确率达到98.44%，较原网络提高了1.51%，实现了灵武长枣的准确分割。Liu等[47]使用多尺度全局注意力模块改进的U-Net瓶颈层，通过聚合多尺度全局上下文信息并使用改进的注意力机制来形成增强的特征，其分割农田的dice系数达到93.88%。

为了提高农业图像中检测目标分割精度和效率，研究人员尝试将聚类、阈值分割、区域生长等方法与深度语义模型融合形成新的分割架构。Narushin等[48]提出一种鸡蛋几何特征检测方法，通过二维图像识别与几何变换方式提高了检测准确率。Zhang等[49]提出了一种基于物联网的植物病叶分割与识别方法，从分割的病害图像和灰度图像不同颜色分量中提取直方图金字塔特征，采用超像素聚类和K-均值聚类融合方法，达到了92.15%的病害分类识别准确率。Yue等[50]提出了一种将条件随机场与SegNet网络相结合的分割方法，与Otsu阈值和Grabcut分割方法相比，该方法的分割精度P、召回率R和综合评价指数F均有提高。

针对农业图像前景要素与复杂背景间的差异特征信息，KHAN等[51]和TASSIS等[52]提出了融合DeepLabV3+与U-Net的两阶段图像分割方法。两阶段复杂背景下的图像分割网络结构如图3所示，在第一阶段使用DeepLabV3+挖掘不同复杂背景下的黄瓜叶片的浅层和深层特征，对复杂背景下的作物

病叶进行粗分割；在第二阶段使用U-Net进一步精准定位病斑，采用较小的下采样倍数，可以保留更加细致的病斑形状、颜色等图特征，有助于目标区域判断。

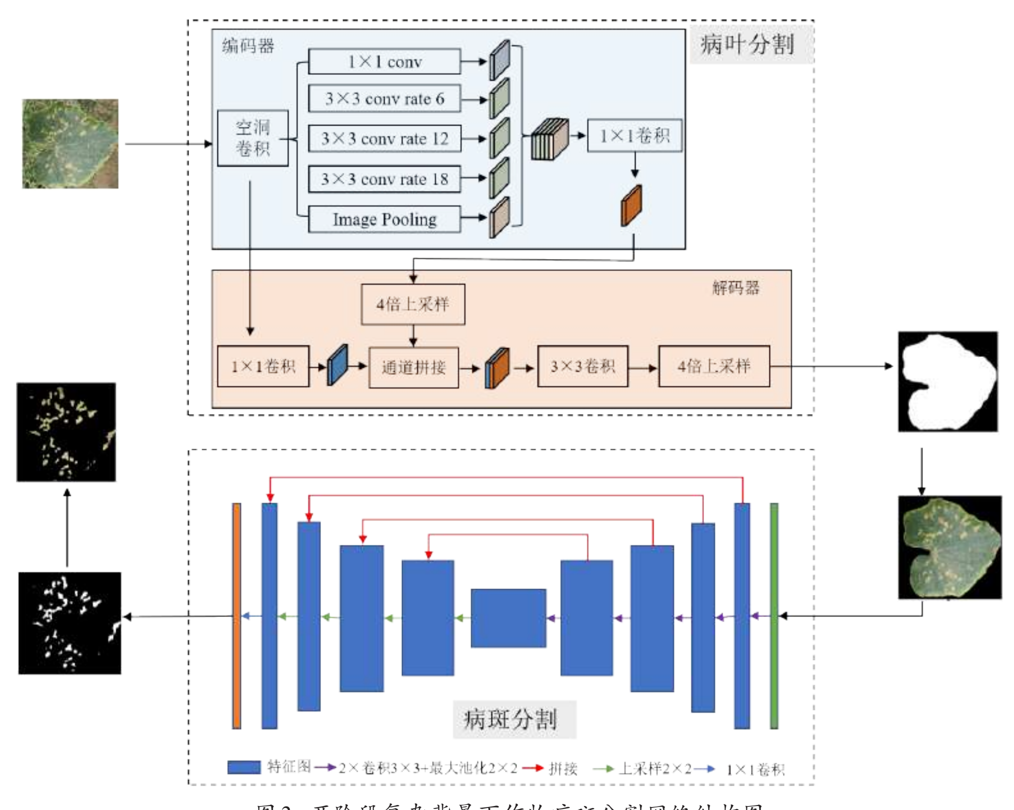


图3 两阶段复杂背景下作物病斑分割网络结构图

Fig. 3 Structure chart of two-stage crop disease detection network under complex background

基于感知农业环境图像、视频等多媒体数据，视觉分析处理技术可提取作业装备、农业人员与农作物等农业生产要素特征，根据全局信息实现农业领域病虫害特征分类、作物冠层关键点识别、作物长势参数提取与品质分级等智能服务。但农业环境存在光照变化复杂、作物生长密度大，作物生长特征相似等复杂干扰因素，导致不同农业生产要素难以区分。近年来，利用深度学习强大的自适应特征提取和非线性映射能力训练了多种农业决策模型，但随着农业转型升级，农业管理模式向高密度种植、大批量生产方向发展，实际农业生产中农业数据集规模和多样性随着对象的数量和对象之间的相互作用呈指数增长，多光谱相机等硬件设备的成本降低与计算能力提高也为农业复杂环境感知提供了更多手段，这对视觉模型的泛化能力和鲁棒性提出了新的挑战，在大规模农业非结构环境感知识别方面仍有待进一步探索。

3.3 农业知识耦合与知识图谱技术

3.3.1 农业文本分类与特征表示

农业文本分类与特征表示是农业知识耦合与图谱构建的基础性技术。基于自然语言的农业文本表示方式主要有词袋模型（Bag of Words）、逆文档频率（Term Frequency – Inverse Document Frequency，TF-IDF）、Word2Vec 及 Doc2Vec 词向量模型，BERT（Bidirectional Encoder Representation from Transformers）模型等。预训练模型利用大规模无标注文本数据，通过神经网络或统计方法，学习通用的语言表示，然后将其应用到下游处理任务中，减少了数据标注需求。ELMo和GPT是第二代预训练模型，它们学习动态的词向量，每个词的向量表示会根据上下文的不同而变化，能够处理一词多义的问题，优点是强大的泛化和迁移能力，缺点是计算复杂度高和需要精细调整。BERT和XLNet是第三代预训练模型，它们学习双向的语言模型，同时考虑左右两侧的上下文信息，能够捕捉更丰富的语

义关系，提高了任务处理性能，但缺点是需要大量的计算资源和训练时间。总的来说，预训练模型能提高农业领域命名实体识别的准确性和效率，增强农业领域文本分类和聚类的性能，是农业文本生成、文本摘要、问答系统等任务中的基础性技术。

农业文本分类方法主要包括基于统计学习理论的支持向量机（Support Vector Machine，SVM）分类法，基于贝叶斯定理的朴素贝叶斯分类法，基于树形结构的决策树分类法，基于神经网络的深度学习分类法等。其中，神经网络深度学习方法因其从复杂原始数据中抽取特征的能力较强，且可以较好地解决数据非线性问题，近年来被广泛应用。张明岳等[53]提出了一种基于卷积神经网络的农业问答情感极性特征抽取分析模型，使用Skip-gram模型转换为256维的词向量，通过卷积神经网络得到分类模型。Luo和Zhang[54]构建了基于Word2Vec和LSTM的分类模型，实现了基于情感理解的文本信息分类。王郝日钦等[55]以CNN模型为基础，采用稠密链接网络串联上下游卷积块，并结合注意力机制对文本关键词特征进行挖掘，取得了较好效果。

农业文本分类模型流程图如图4所示，主要包括语料库构建、文本特征表示和模型训练3部分，任务的具体实现方法如下。

（1）构建农业语料库。语料库能够对农业知识分析的精度与扩展性提供强有力的支撑。农业领域可通过农作物栽培、农作物品种、农作物病虫害等类型的知识库来构建面向特定领域的农业语料库。

（2）文本特征表示。目前主流的文本特征表示为词嵌入表示，包括共现矩阵、word2vec、ELMO和BERT等。BERT中提采用了预训练模型作为词向量转换工具，可以同时获得文本的语法、语义特征，解决了传统词嵌入表示模型对于词语多义性难以分辨的问题。

（3）模型训练。以使用预训练BERT模型为例，得到问句特征向量化表示后，利用BiGRU或BiLSTM双向神经网络层进行文本特征信息提取，结合协同注意力机制增强词间语义关系捕获能力，实现不同粒度的局部特征提取，并将最终获得的特征向量输出到交互分类层。

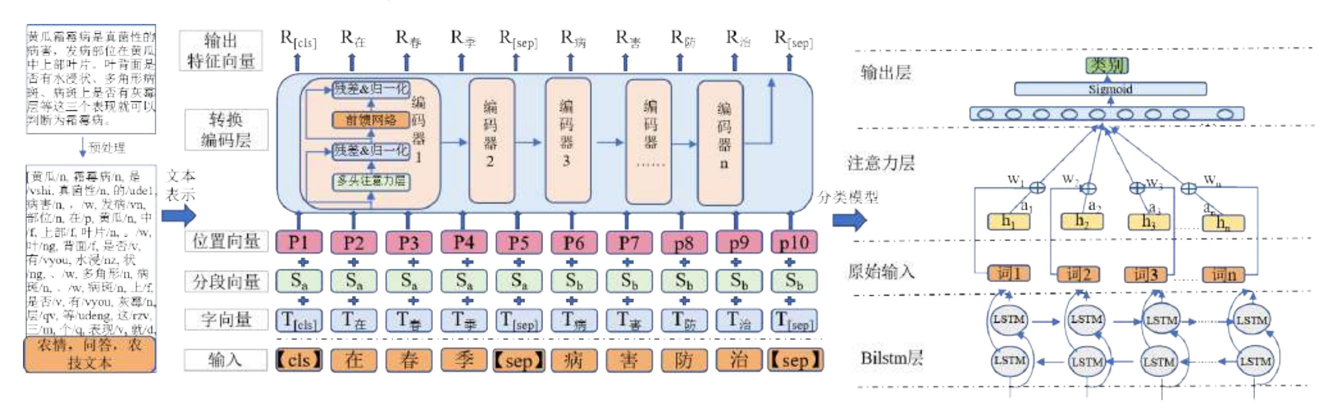


图4 农业文本分类模型流程图

Fig. 4 Flowchart of agricultural text classification model

3.3.2 多模态知识图谱构建

农业领域涉及到的数据形式多样，包括文本、专家知识、图像、视频等多种形态的信息。多模态数据融合是农业知识图谱构建过程中的重要环节，旨在通过数据清洗、集成、对齐和融合等技术，将不同模态的数据进行融合，挖掘数据之间的关联性和潜在的知识，为农业知识图谱的构建提供更全面、准确的信息基础。

多模态数据融合在农业图谱构建中带来了许多优势和应用。首先，模态数量的增加使得图像和文本数据语义表达更加充分，例如通过病害名称与图像对应、农产品图像与名称对应，可以呈现更完整的知识。不同模态间的融合可以相互增强信息的准确性和丰富性。其次，在消歧方面也取得了显著成效。例如，仅通过白粉病的文本信息很难准确表达病害是发生在哪种作物上，而图像模态可以让农民直观地了解病害发生的具体情况。此外，多模态数据融合还可以实现生产现场以图搜文、以语音搜

图、以语音搜视频等便利检索方式。近年来，基于深度学习的多模态数据融合方法在农业知识图谱构建中取得了显著进展。深度学习模型可以自动地学习数据之间的复杂关系和模态之间的相关性，从而实现更精确的数据融合。Patil 和 Kumar[56] 提出一种名为Rice-Fusion的多模态数据融合框架，考虑了农业气象属性和水稻作物图像两种模式，采用了具有两个密集层的卷积神经网络架构来从图像中提取特征，同时使用多层感知机从农业气象数据中提取特征，为水稻病害问题提供了新的解决思路。Kiryo 等[57] 基于无人机的多模态数据融合，在深度神经网络（Deep Neural Networks，DNN）的框架内使用RGB、多光谱和热传感器实现估算大豆作物产量。

多模态知识图谱构建是在多模态数据融合的基础上进行的，通过对融合后的多模态数据进行结构化和语义化表示，整合和链接碎片化知识，形成一个全面立体的知识体系，为农业生产和决策提供精准、高效的支持。农业多模态知识图谱的构建涉及多源数据获取、多模态特征提取、对齐、特征拼接与关系预测以及多模态知识融合等多个方面，如图5所示。多模态知识图谱不仅包括了农作物的生长周期、品种特性等基础知识，还包括了土壤改良、品种选择、育苗调控、生产管理、水肥药减施、采收决策、产销对接、品控溯源等多个方面的知识，能够为农业决策和管理提供科学依据。

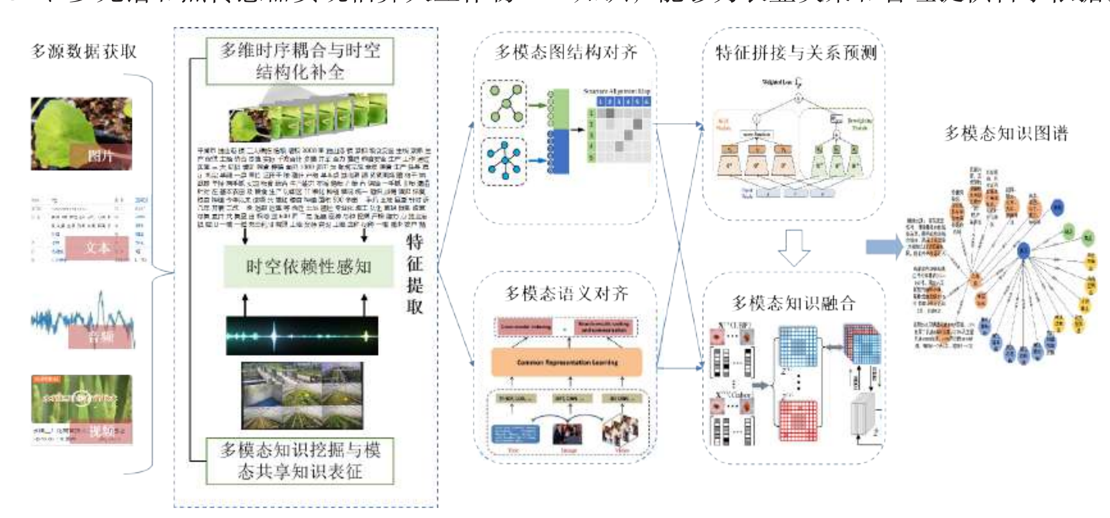


图5　农业多模态知识图谱构建

Fig. 5 Construction of a multimodal agriculture knowledge graph

多模态知识图谱融合了实体结构化属性、数值特征和对应图像三种要素。目前已经有一些较有代表性的多模态知识图谱，如IMGpedia将语义知识图谱与多模态融合，包含了4.5亿个视觉相似关系。ImageGraph将大量图像组织成图像图谱并建立图像实体间的关联，包含了大量的实体、三元组和关系类型。Richpedia是一个大规模、全面的多模态知识图谱，包含了图谱实体、文本实体、图像实体及其之间的关系。近年来，农业领域的知识图谱得到了关注与研究。陈佳云等[10] 阐释了农业多模态知识图谱构建方法，介绍了其在歧义消除、视觉信息补充等方面起到的重要作用。Zhou 等[11] 建立了包括6种番茄、黄瓜病害的知识图谱，提出了基于“图像-文本”的多模态语义嵌入方法，实现了病害特征的联合表示学习，识别准确率达99.63%。赵鹏飞等[12] 针对识别过程局部上下文特征缺失、子向量表征单一、罕见实体识别率低的问题提出BERT多特征融合的识别方法，通过BERT模型预训练、自建农业领域词典，结合领域专家知识在5295标注语料中实现94.84%的准确率。袁培森等[13] 针对水稻表型知识图谱实体关系抽取问题，提出了融合水稻基因、环境、表型组学的实体关系分类方法，通过BERT实现3种关系抽取，精度达到95.11%。Alahadh 等[58] 提出了一种害虫特征检测抽取方法，采用扩展跨阶段部分网络、改进注意机制等方式实现了多媒体信息间的关联抽取，为知识图谱构建提供支撑。

农业多模态知识图谱正在由下至上逐步构建，

包括病害双模态知识图谱、水稻知识图谱等。不同模态的知识具有不同的表示形式和语义结构，如何进行统一表示和集成是一个关键问题。此外，知识图谱的更新和维护也是一个持续的任务，需要解决知识的动态抽取和图谱的演化问题。

3.3.3 知识图谱协同补全

知识图谱的不完整性限制了在农业真实场景中应用知识图谱的效果，为了解决这个问题，知识图谱补全技术成为一种关键的技术手段。其中，知识图谱协同补全是指通过结合多个知识图谱之间的相互补充和协同作用，进一步完善农业知识图谱的内容和结构。不同的知识图谱可能来自于不同的领域或数据源，它们之间存在一定的冗余和互补性。通过协同补全，可以填补知识图谱中的空缺和缺失，提高知识的完整性和准确性，进一步增强农业知识图谱的应用效果和价值。

在农业知识图谱的协同补全研究中，有一些代表性的工作。例如，王文军和余银峰[59]提出了一种知识图谱缺失连接自动补全算法，构建了基于数据稀疏邻域结构的图谱嵌入表示模型，利用长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）模型对缺失数据进行自动补全，从而改善了知识图谱中的数据稀疏问题。张宁豫等[60]提出了一种基于知识协同微调的低资源知识图谱补全方法，通过协同微调算法学习最优的模板、标签以及模型参数，适用于不同数量标注样本的场景。

农业知识图谱的协同补全仍面临一些挑战和问题。首先，不同知识图谱之间的语义和结构差异需要进行对齐和映射，以确保补全的知识能够无缝地融合在一起。其次，知识图谱之间的一致性和可信度需要得到保证，避免补全过程引入不准确或不一致的知识。

3.3.4 农业知识检索和匹配

在农业领域，用户可能面临各种问题，如农作物种植技术、病虫害诊断、肥料使用方法等。传统的搜索引擎主要基于关键词匹配，无法深入理解问题的语义和背景，难以准确回答农业特定问题。因此，农业知识检索和匹配的技术就显得尤为重要。

农业知识检索和匹配通过对大量的农业领域数据进行学习和训练，自动提取问题和答案之间的关系，从而实现对农业领域问题的自动回答和知识推荐。包括文本分类、文本相似度计算、实体识别、关系抽取，问答对匹配、答案生成、答案排序等技术。白皓然等[16]针对农业领域实体识别困难，提出一种基于改进Bi-LSTM-CRF的实体识别方法，利用Python的Django框架设计农业领域的实体识别、实体查询、农知问答等子系统。王郝日钦等[61]针对农业文本的高维性和稀疏性问题，提出一种基于注意力机制的农业问句相似度匹配模型，有效地解决农业多义词在不同场景语境下的含义区分问题。

纯文本知识问答在实际应用中存在明显的局限性。如在各类农业技术服务平台中，常有农户在上传图像的同时提出“这张图片是什么病?”“这款肥料作用如何?”“这是什么作物?”等问题，纯文本知识问答难以应对这些情况，多模态数据知识匹配在未来的农业知识服务中将有很大的发展潜力。目前在多模态的研究中通常采用两种方法，第一种是分别计算文本、图像的张量，分别得到结果后，再进行空间融合，最终反馈答案排序，这种方法由于未考虑不同模态间的关联及信息耦合，极容易丢失部分语义信息；第二种方法是融合文本、图像模态信息，统一进行处理，该方法避免了语义信息的丢失，是目前较为可行的解决方案。赵宏等[62]针对现有视频内容文本表述模型存在生成的文本表述单一、准确率不高等问题，提出了一种融合帧级图像及音频信息的视频内容文本表述模型。

农业多模态数据知识匹配首先对农业多模态数据不同模态特征提取，之后进行图像、音频、文字等多模态的3阶张量表示，保持不同模态之间的关联，最后通过深度神经网络进行特征融合，获取决策结果。农业多模数据知识匹配流程示意图如图6所示。

农业知识检索和匹配技术的应用有助于为农民、农业专家和决策者提供及时、准确的农业问题解答和决策支持，提高农业生产效率和质量。

3.4 农业知识推理决策技术

农业知识推理决策是基于农业知识和经验，通过逻辑推理、关联分析和模型建立，对农业问题进

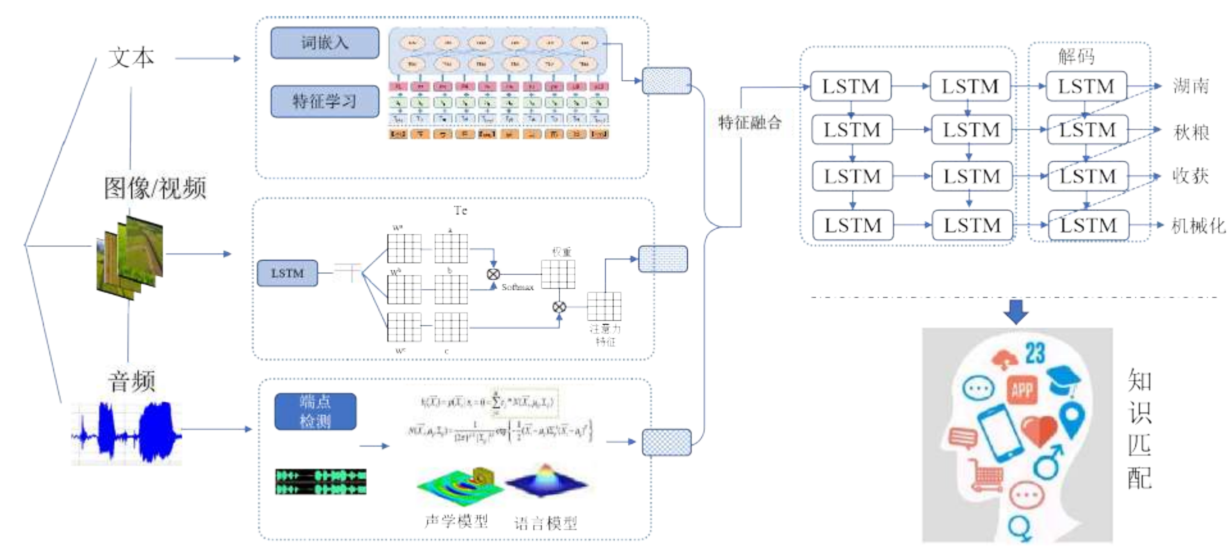


图 6 农业多模数据知识匹配流程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of knowledge matching for agricultural multimodal data

行分析、推理，为农作物种植管理、病虫害预防控制、农情灾害预警、农产品市场分析等提供科学、准确的农业决策支持。在农业知识推理决策中，涉及多个关键技术和方法，可以分为基于知识图谱的推理决策和基于强化学习的推理决策。

3.4.1 基于知识图谱的推理决策

基于知识图谱的推理决策利用农业知识图谱中的关系和规则进行逻辑推理，发现潜在的农业规律、关联和解决方案，从而提供农业决策支持。

知识图谱的结构化表示使得推理过程更加可解释和可理解，决策者能够直观地了解推理结果的逻辑和依据。在知识图谱中可以实现知识的演绎、归纳、溯因和类比等形式的推理。这里主要介绍基于符号逻辑的知识图谱推理和基于表示学习的知识图谱推理。基于符号逻辑的方法包括 Datalog 推理和产生式规则推理。Datalog 推理基于第一条规则和第一条事实得出 path 的事实，用第二条规则和新产生的事实得出新的 path，该场景事实集通常很大，整个推理计算复杂度随着规则集增大而增加；产生式规则推理主要出现在专家系统时代，通过一个推理引擎控制系统执行，完成模式匹配、冲突解决和动作执行操作，核心是规则匹配。基于符号逻辑的知识图谱推理最大的优势是可解释性，但对知识的表示和描述要求比较高，在知识库规模较大的时候，推理健壮性和效率会降低。随着深度学习的发展，表示学习和知识图谱嵌入推理方法得到越来越多的重视。现实场景中的很多问题可以归结为基于知识库已知事实和关系推断两个实体间的关系或新的事实，经过复杂关系处理、多跳处理、稀疏性问题处理能够实现更好的知识推理；基于规则学习的知识图谱推理主要是利用规则完成推理，利用图结构特点学习规则。如路径排序算法（Path Ranking Algorithm，PRA）是将两个实体的路径作为特征来预测其间存在的关系，根据一个带有边的有向图判断节点间是否存在关系，通过权重监督学习方法，计算出一组从头节点到尾节点路径；关联规则挖掘（Association Rule Mining Under Incomplete Evidence，AMIE）是一种归纳方法，通过支持度、头覆盖度和置信度依次预测每种关系的规则。此外，知识图谱的推理存在一定的长尾效应。

3.4.2 基于强化学习的推理决策

基于强化学习的推理决策方法根据农业环境和反馈信息，通过与环境的交互来学习最优决策策略，可以动态地调整决策策略，以适应不同的农业场景和需求。

在农业决策中，可以将农业问题建模为强化学习任务，通过不断与农业环境进行交互和尝试，学习最优决策策略。Elavarasan 和 Vincent [63] 提出了一种增强随机森林算法，在每次选择分裂属性时都执行强化学习，以有效利用可用样本，准确率提高了 92.2%。基于强化学习和模糊逻辑方法，设计了机器人自主获取导航控制策略方法，实现了机器人

在实际导航环境中自动获取最优的导航策略。刘会丹等[64]基于深度强化学习方法，并加权组合LSTM、门限循环单元与Bi-LSTM，构建了预测模型，实现了耕作层土壤中水分、温度的精准预测。宋浩楠等[65]提出了一种将知识表示和深度强化学习结合的方法，通过单步择优策略网络和多步推理策略网络进行模型训练，有效解决了知识推理可解释性差、准确率低的问题。

基于知识图谱的推理决策能够利用已有的农业知识进行推理和解决问题，而基于强化学习的推理决策通过与环境的交互学习最优的决策策略。农业领域的知识推理决策在以下几个方面存在复杂性：作物生理及环境的表征，通常需要多模态、跨媒体的表达方式，包括结构性数据、文本、图像、视频、声纹等方式，其语义表达需要耦合多种特征，包括地域、时令、指代对象，同一个问题在不同的区域、不同的时间、不同的品种在知识表现、推理、反馈中存在差异，因此推理更为复杂，需要考虑更多类型的信息；此外，农业栽培、农情、施肥、植保、市场价格等全链条信息、知识的交互存在长链条、上下文强关联性，因此在推理过程中，在事实案例基础上，也需要尽可能多考虑能够关联的事实数据，更加详尽的信息获取能够更加准确地进行判断或反馈。如实时监测数据、舆情实况信息、生理基础信息以及农事交互信息等。

4 农业知识智能服务应用场景构建

以数据和知识双驱动的农业智能服务涉及产前规划、产中管理、产后指导等多个环节，面向多类农业用户、打通多维数据，在智能计算能力提升、农业物联网技术普及、机器学习算法进步的背景下，构建多类型农业知识智能服务应用场景，推动知识智能技术在农业领域的深度应用发展。

4.1 农业产前规划知识智能服务

农业产前的主要环节包括优质品种选择、种养殖环境评价、种养计划、农业装备检修、农业投入品筹备等，对知识服务的广泛性、时效性、准确性要求高，通常以农业信息平台、移动端小程序为介质，结合知识推荐与直供、大数据挖掘等技术提供精准服务。

在品种选择方面，通常重点考虑产量、抗病性、种植环境适应性、商品性等因素。中国农业信息网（http://ncpscxx.moa.gov.cn/）提供了粮食、棉花、油料、食糖、蔬菜、水果、畜禽产品、水产品八大类型农产品的生产、成本收益、舆情等参考数据，结合时空信息、经验、舆情，分析绘制了各类趋势统计图，提供了较为全面的品种选择信息参考；中化MAP智农（https://www.syngentagroup.cn/）通过提供划地块、看遥感、看气象、积温积雨等服务，充分整合农业气象、水温、生境、作物知识，提供灵活的地块级产前评价信息。

在种植方案制定方面，通过中国农技推广信息服务平台（http://njtg.nercita.org.cn/）海量数据构建资源画像，匹配用户所属地域、品种、时间的适宜种植品种、实用技术、指导专家以及知识服务资源，解决目前农民对长期种植习惯的过度依赖，并根据农业先验知识提供种植处方。白京波[66]基于标准化种植方案，将种植过程要点通过“农保姆”App精准直供，融合线上线下的形式指导农户种植，实现了农业知识赋能社会化服务体系。

在种植环境评估方面，姜芸等[67]通过遥感技术对黑土耕地物理化学指标进行分析反演，间接监测基于植被指数的耕地质量；钱凤魁等[68]构建土地评价与立地条件分析体系（Land Evaluation and site Assessment，LESA），通过分析耕地中砂粒、有机质、全钾、有效磷、pH值、综合污染指数等参数构建了土地评价最小数据集，将耕地划分为5个等级，简化了县域耕地质量指标体系；蒋绍准等[69]基于地理信息系统（Geographic Information System，GIS）技术，运用空间结构分析、层次结构分析、综合指数等方法实现了山丹县耕地质量和肥力评价，为农田品质检测提供参照依据。

准确、及时的产前知识智能服务能够为农户提供有价值的信息，可作为农事生产方案的参考依据，通过不同时段的重要主题信息直供，可以保障作物环境的适宜性，从而节约农业生产成本，随着生成式知识模型的发展，推荐处方逐渐地由传统图文的形式提升为视频的形式，更加通俗易懂可操作是未来知识服务重要形态。

4.2 农业生产管理知识智能服务

随着5G、大数据、人工智能、物联网等技术与农业生产加速融合，农业数字化转型不断加速推进，催生了一系列农业生产知识服务应用场景。如病虫草害精准防控，日光温室光、温、水、气、热智能调控，水肥一体化精准施用，畜禽个体行为与形态识别、精准饲喂管理等。农业生产知识服务场景关键因素涵盖信息感知、智能分析、决策指导和反馈控制四个方面[70]。

4.2.1 农情监测预警服务

农情监测预警是指利用卫星影像、低空无人机光谱、地面实地调查等数据，识别农作物长势营养状况、分析病虫害发生程度与发展趋势、预测干旱洪涝发生情况等，并整合农业气象、水文数据，结合农业专家知识模型，进行知识智能预警服务，指导生产管理人员采取及时的措施。

大尺度农作物长势监测采用遥感技术实现，利用作物光谱特征、植被指数等反演计算来反映作物生长的空间信息，对于水肥投入、产量估测、粮食政策制定具有重要作用。在小尺度作物生产场景中，Michael和Lee[71]研发了氮肥管理系统Crop-Manage，田间实验显示可减少30%的氮肥施用量；Santos等[72]预测了潜在的作物功能异常，在蔬菜栽培中使作物叶面积增加17.94%和重量提升14.29%。通过集成作物生理感知数据、作物长势图像数据、长势描述知识图谱，自动获取作物叶面积、株高、叶片夹角、日干物质生产量等参数量，利用预测模型对作物长势功能进行综合分析，尤其是知识图谱增加了决策分析的可解释性，从而可以更好地指导农业生产人员采取生产措施，保证作物正常生长发育。

农作物病害的发生往往对农业生产造成不可逆转的损失，对农作物产量和品质造成不利影响，因而及时发现病害进行精准防治对于农业生产意义重大[73, 74]。对于大尺度监测方面，需要及时快速获取作物病虫害发生类型、位置、程度以及面积等信息。目前国内外学者将高光谱遥感技术应用于中小尺度的作物病害监测预警方面，其中主要应用方向集中在多种病虫害同时发生时的有效识别、病虫害发生严重程度的定量分析以及病虫害发生的早期检测等方面[75, 76]。在定点监测的农作物病害识别预警方面，由于作物病害发病特征标注复杂、图像背景噪声处理困难，基于规模庞大的病害图像数据深度学习方法成为热点[77, 78]，尤其是融合环境因子、病害文本理解、多光谱图像的作物病害图像诊断方法在病害发现的实时性、预见性方面具有明显的应用优势[79, 80]。

农业干旱洪涝是影响农作物产量的主要气象灾害类型，农业干旱洪涝监测预警应用如图7所示。依托遥感、无人机及视频等技术设备，采取地面监测和空间监测相结合的方式，根据作物类型、品种、种植区域、所处生育期，集成历史降水、降雨量、作物需水量等数据，对农业干旱研判的知识规则解析。对灌区、气象站、流域分区等实体及相关数据图谱化处理，根据农业干旱、洪涝的研判指标体系，实现干旱、洪涝气象灾害监测预警服务，有助于各地的气象部门强化对农业灾害的预防，提升农业生产人员对气象灾害的认知和施预防处理能力。

4.2.2 农业生产管理决策

当前，农业生产决策应用模式获得突破，大数据、机器学习等人工智能技术的应用，解决了原有知识服务系统数据库和知识库更新难的问题。根据实时采集的环境、土壤、作物生理等多模态农业数据，通过农业时空知识图谱对多模态数据进行语义链接，为用户提供标准化生产管理、水肥决策、植保作业、经营管理等决策服务，是当前研究热点[81]。

如图8所示，农业生产决策流程涵盖三个重要环节，一是根据多模态的农业数据资源构建知识本体，并基于多模态知识规则和农业模型构建知识图谱，其中农业模型的适用性决定了知识决策的准确性[82, 83]；二是基于多模态知识图谱建立适宜的知识深度学习方法，有效的挖掘知识图谱中隐含的语义信息；三是基于多模态知识图谱的知识推理，根据农业生产管理的决策目标，确定任务，选择基于符号逻辑的知识图谱推理或者基于表示学习的知识图谱推理方法实现生产经营、水肥药决策等知识服务。

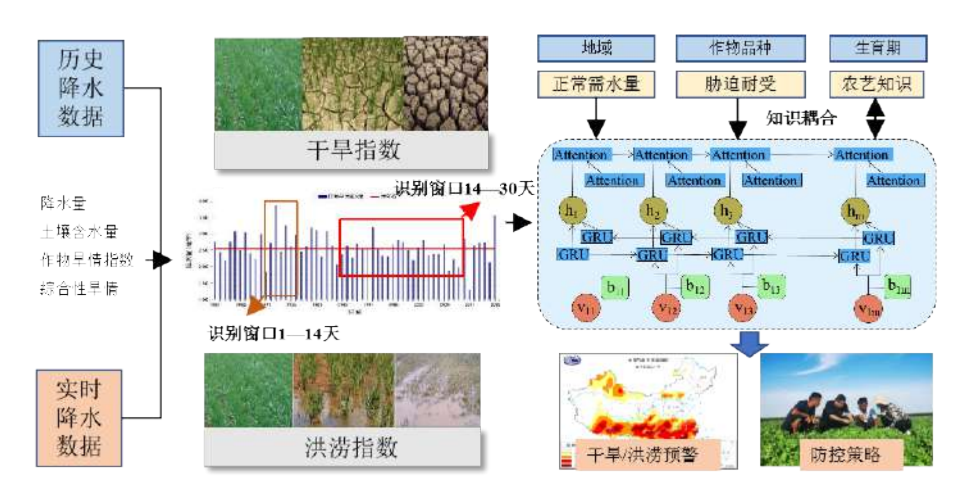


图7 干旱洪涝监测预警应用

Fig. 7 Drought and flood monitoring and warning

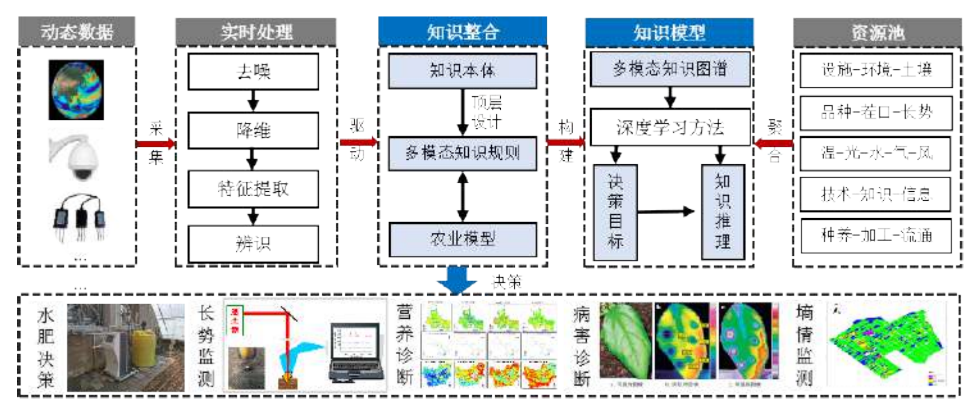


图8 基于多模态知识图谱的生产决策流程

Fig. 8 Production decision process based on multimodal knowledge graph

以设施栽培生产为例，智慧化管理不仅体现在对作物生长环境的定量监测上，更重要的是根据监测数据分析作物需求，有针对性地采取生产措施。要实现这些目标，需要建立观测数据与作物对水、肥、光、微量元素等要素需求的数学模型，集成获取的长期监测数据和实时感知数据。长期监测数据包括测土配方数据、水分蒸渗量、降水量等，实时感知数据包括采用高精度流量计实时测量水肥施用情况以及通过监测土壤墒情、土壤pH、土壤电导率等，基于水肥模型、专家知识、图谱决策模型等驱动控制系统，实现水肥智能灌溉，如图9所示。

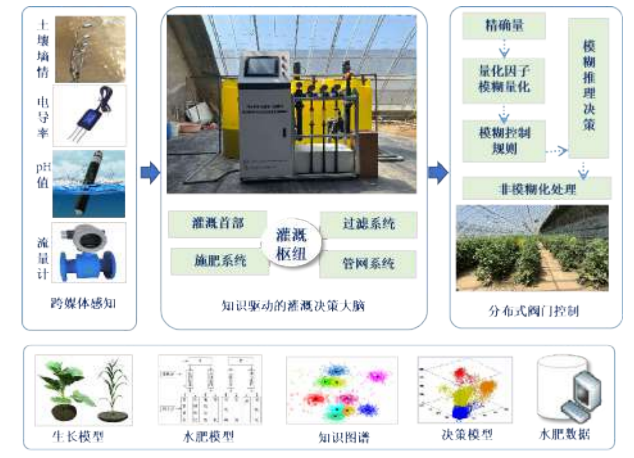


图9 设施栽培水肥施用量决策

Fig. 9 Decision on water and fertilizer application in greenhouse

4.3 农业产后经营知识智能服务

农业产后知识服务涉及到农产品的分级加工、仓储物流、市场营销等环节。针对当前农产品人工分级效率低下、缺乏客观性等问题，基于机器视觉的农产品智能分级分选技术研究对于提升农产品分级品质、降低人工成本和损耗具有重要实用价值。当前，机器视觉技术在农产品检测与分级研究方面得到广泛应用，张银萍等[84]设计了一套基于机器

视觉的猴头菇品质快速无损检测与智能分级系统，速度达到人工无损检测的5倍以上。吕正超[85]设计了鸡翅表面品质无损检测模型，采用轻量化的Netv2-YOLOv4为核心算法，每小时能完成14,400个鸡翅分级。此外，Fitri、Mesa等分别将图像处理和机器学习等技术应用于红心火龙果、香蕉的智能分级中，显著提高了农产品产后分级效率[86, 87]。此外，Ropelewska等[88]研究了黄瓜腌制加工过程智能监测技术，通过比较不同腌制方式黄瓜与新鲜黄瓜的切片图像特征，实现自发乳酸发酵，醋溶液腌制和新鲜黄瓜片的智能区分识别。

在农产品仓储物流环节，集成农产品库存、产品周期、消费等多源数据，基于知识服务模型分析农产品库存容量、预测安排货架期，采用聚类、决策树、关联分析等方法，实现仓储物流环节的最优调控。在农产品质量追溯环节[89]，区块链技术在追溯系统可信度保障方面具有技术优势，增强了农产品质量全程追溯的可信度。

在农产品市场营销环节，基于农产品消费者数据、消费者画像、消费订单等多维度数据，通过消费数据挖掘算法进行线上分析统计和深度挖掘，形成多维度挖掘指标可用于指导农产品营销。农产品市场营销大数据分析涵盖产品销量分析、线上消费偏好分析等内容。其中，线上消费偏好分析，基于用户行为特征标签进行统计分析，构建用户精准画像，如用户性别、所在城市、年龄等基本属性，以及用户消费特征、消费粘度等属性，从而分析不同消费人群的消费偏好。

在农产品价格预测环节，农产品价格的剧烈波动不仅仅关系到农业自身的发展、各环节主体的利益分配，更增大了市场经营风险。目前BP神经网络、SVM、Elman神经网络、小波神经网络等已运用在大豆、棉花、水产品等农产品价格预测中[90]。但是神经网络理论体系不够完善，在具体应用中存在一些问题：如对于数据比较庞大的样本训练，学习时间普遍偏长；复杂的神经网络模型可解释性较差，导致建立模型以及得出的结果无法从经济学角度进行直观解释，限制了对农业经营的指导作用。目前有学者通过人工智能模型学习价格的基础规律、时空变化特征，将复杂的神经网络按照经济学原理划分为多个子网络，保证整体模型的可解释性，充分利用神经网络对于细节特征规律的强发现能力，实现预测准确性与结果可解释性间的双向均衡[91]。

4.4 知识驱动下的农业无人化作业

针对中国小农户生产模式主导的土地散和生产成本不断攀升引起的用工难、农业生产标准化缺失、农产品品质不高等问题，知识驱动的无人化生产体系是推动产业绿色生态高效发展的重要手段。由于无人化作业具有复杂系统工程特性，在环境监测预警、水肥精准灌溉、无人驾驶作业等环节充分应用了作物生理特征、农机手经验、全生育期栽培技术等方面的知识。如图10所示，无人化作业通常以智能知识服务大脑为核心，可实时感知卫星定位、工况、作业环境等数据，相关数据传输至农业生产大数据中心，并经过清洗、加工存储至各类数据库中，通过与农作物品种、生理、病虫害、栽培等知识融合形成操作指令发送至执行系统，并通过反馈熟化决策模型。

在大田无人农场方面，罗锡文等[92]利用人工智能技术学习了水稻插秧、植保、收获等全程化作业知识，通过集成智能农机装备，将老机手经验适配至机具操作中，实现无人驾驶，在广东省广州市增城区实现了水稻产业全过程自动作业和全场景无人化智能决策，早稻产量较当地平均产量提高32.58%。

在露地蔬菜无人农场方面，吴华瑞[93]通过运用感知识别、机器视觉、无人驾驶、智能决策、安全控制、柔性作业等技术，通过构建农业智能展示服务大脑，将蔬菜特色育种、栽培、农机具等多学科知识进行综合应用，实现甘蓝全程无人化作业，在北京市昌平区小汤山基地、河北省赵县和沧州、内蒙古乌兰察布等地应用，并将相关技术模式和知识迁移至萝卜、辣椒等品种，实现了知识驱动的蔬菜全程无人化作业。

在设施温室无人化管控方面，北京农业智能装备技术研究中心和上海海洋大学的学者们利用人工智能技术，有效融合作物生理特征、全生命期种植经验、知识图谱构建与推理应用、物联网设备监测



图10　知识驱动无人化作业

Fig. 10 Knowledge driven unmanned operation

控制技术，在山东省潍坊市寿光市国内目前单体最大育苗温室进行了番茄花期识别[94]、成熟度识别[95]和花朵定位[96]等应用，通过知识耦合2000多个传感，与作物模型和温室环境下种植知识，实现对20多万株西红柿的全过程智能管理；Chu[97]研究了基于智能调度方法的农业机器人操作过程，针对不可控的自然因素和农作物生长情况变化，设计了在温室复杂的环境中能够移动作业的农业机器人，实现准确控制施肥、喷药等动作。

4.5 农业知识智能问答

农业知识智能问答系统是一种基于人工智能技术的农业信息服务工具，它可以通过自然语言处理技术，为用户提供快速、准确的农业信息查询和解答服务。能够解决农业技术知识获取时效性及准确性不高，农技专家短缺的问题。随着人工智能技术的不断发展和应用，农业智能问答系统在农业生产、科研、教育等领域的应用也越来越广泛。

在农业生产方面，农业智能问答系统可以为农民提供种植、养殖、施肥、病虫害防治等方面的技术指导和咨询服务。农民可以通过询问系统，获取当地的天气预报、降雨量、温度等气象信息，以便更好地安排农业生产计划；通过拍照上传农作物叶片、果实等照片，系统会自动识别病虫害种类，并给出相应的防治措施建议；通过问答系统可以获取关于肥料、种植技术、灌溉等方面的专业咨询，以提高农业生产效率和质量；获取当地农产品市场行情，包括价格、销售渠道等信息，以便更好地销售自己的农产品；获取国家和地方政策的解读和指导，以便更好地了解政策的实施和影响。杨国峰和杨勇[98]构建了基于BERT的常见作物病害问答系统的问句分类模型，分别构建双向长短期记忆（Bi-LSTM）自注意力网络分类模型、Transformer分类模型和基于BERT的微调分类模型，通过三种分类模型的训练，实现高效地对常见作物病害问句准确分类。张博凯和李想[99]针对电话咨询、集中培训、专家现场指导受时空和人力限制问题，研发了基于知识图谱的Android农技问答系统，通过条件随机场（Conditional Random Fields， CRF）模型识别实体，构建“农作物-病虫害-农药”三元知识库，并导入Neo4j图形数据库，提供问题查询和推荐。张彩丽等[100]面向农作物科学施肥管理与土壤查询需求构建了智能问答系统，通过模式匹配构建问句类型模板、关键词和规则，实现问答功能，以安徽省为例，有效回答了农户常见作物科学施肥管理问题。

在农业科研方面，农业智能问答系统可以为科研人员提供农业科技信息查询和研究支持，帮助科研人员更快地获取农业科技信息，提高科研效率和成果质量。在农业教育方面，农业智能问答系统可以为学生和教师提供农业知识查询和学习支持，帮助学生更好地掌握农业知识，提高教学质量和效果。Research Gate（RG）、Mendeley 和 Academia.edu[101, 102]等学术社交网络平台都提供了智能问答服务，为科研人员提供了智能的科研信息获取与交流环境。

在服务形式方面，除了传统的Web互联网页面、手机App外，农业智能机器人成为日益广泛的应用形式，旨在通过语音识别、自然语言处理、响应式架构框架和大规模知识库处理技术，实现便捷的农业知识人机交互。北京市农林科学院信息中心研制的农业智能问答机器人提供了覆盖240多个农作物品种相关的问题，涉及产前、产中和产后2000万问答知识对的知识库，用于农业技术服务、展厅宣传导览、农业园区参观导览等应用场景。

5　农业知识智能服务平台

当前，农业知识服务普遍仍存在技术应用门槛、用户个性化需求难满足、知识持续更新能力弱的问题，亟需构建一套具有自进化学习能力的新型农业智能知识服务平台。对农情的实时感知，支持面向全国农业领域用户的农业知识业务系统快速组装和配置管理服务，降低农业知识服务的人工智能技术应用门槛，最大化地匹配和解决农业用户的实际问题。

平台涵盖动植物全生命周期特征提取与智能识别、跨媒体动态知识服务、农情反演与定量定性预测、自进化线上线下协同的人机混合服务、农业碎片化知识整合与群智决策服务能力。在架构方面（图11），采用云原生进行开发运维一体化、微服务的方式进行模块式组配，业务之间相互不影响，同时能够实现AI模型的调度、众包在线标注功能，通过平台端、手机App端提供全天候、全地域的农业知识服务。

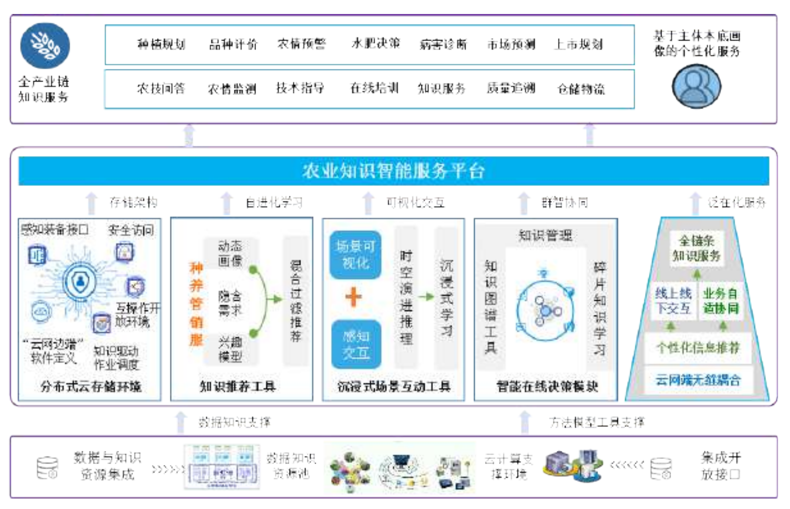


图11　农业知识智能服务云平台结构图

Fig. 11　Structure chart of agricultural knowledge intelligent service cloud platform

从体系架构上划分，平台提供分布式云存储环境，支撑智能装备和软件系统调度；数据知识资源池实现资源的分布式存储管理，为上层应用提供基础数据服务，支持农业大数据的一体化管理；沉浸式场景互动工具、智能在线决策模块集成了图谱服务、共享知识工具、组件定制封装工具，提供线上线下全链条知识服务；在服务应用层，提供生产决策、知识推荐、农情认知推理等基于主体本底画像的个性化服务。

农业知识智能服务云平台核心业务应用服务包括：

（1）农业生产知识服务。提供种植规划、土壤评价、农情预警、水肥决策、病虫害诊断等线上知识服务，其中，种植规划中包括建议行距、株距、种植时间、农事操作、各环节的管理方案推荐。通过农技服务人员制订并上线作物全程种植标准方案，基于农户画像精准匹配，按照物候期节点推送给农户，指导农户进行农业生产经营，推动农业生产的标准化管理，提升农产品品质与产量。

（2）农业跨媒体知识服务。构建基于知识和数据驱动、具有结构和功能负反馈机制的农业场景跨媒体知识服务技术体系，基于语音对话、文本推荐、图像识别、视频检索等方式，面向不同用户群体提供产业技术精准投送和沉浸式学习体验服务，具体包括农技问答、农情监测、技术指导、直播服务、视频推送等功能。

（3）农产品市场预测服务。构建市场价格分析挖掘工具，基于互联网数据、田间地头上报数据、平台问答服务交互数据，通过数据的汇聚、清洗、标准化处理，融合品种、地点、时间信息，形成涵盖地头价、批发价、零售价的农产品市场价格体系，为农产品的销售时间选择提供参考依据，同时分析预测市场价格和舆情的内在关联关系，实现在线预警。

6 总结与展望

《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划纲要》《2035年远景目标纲要》提出“要加快发展智慧农业，建设行业人工智能数据集，建设行业性人工智能平台”。农业知识智能服务作为人工智能技术在农业领域中的典型应用，已经在数据感知识别、知识融合和知识服务等方面取得了系列成果，在促进和带动农业产业发展方面发挥的作用越来越突出。但由于农业生产环境气候、作物品种等的复杂多变，农业数据表现为多源异构、分散低秩、弱耦合连接等特点，导致农业知识智能服务中存在本体多层时空变异、上下文关系交错、噪声分类困难、应用动态变化、行为表现多样等难题随着新一代人工智能技术的快速发展，预期农业人工智能服务技术将在以下几个方面取得新的突破。

（1）多尺度农情全息感知、稀疏特征发现与时空态势识别。重点研究建立突发多变农情小样本迁移发现与时空目标检测追踪模型，破解不确定性农情信息获取困难、时空态势难以识别等问题，实现由数据向特征的转变，促进农业领域更多更高质量数据集加快形成，支撑行业发展需要。

（2）农业跨媒体知识图谱构建与自演化更新。重点研究构建基于多任务学习的鲁棒性知识库和知识图谱，实现跨媒体内容高层语义信息相关性分析和数据贯通。通过对各类农业数据中蕴含的知识挖掘和融合，构建完善丰富的农业知识图谱，满足不同用户和场景的知识需求。

（3）复杂成因农情多粒度关联与多模式协同反演预测。重点突破跨域、跨媒体推理机制与可视化可解释性呈现方法，应对农业气象灾害、干旱洪涝、动植物疫病、土壤富营养化、长势抑制等复杂成因溯源难、综合预测精度低的挑战。

（4）基于生成式人工智能的农业领域大语言模型设计。ChatGPT等基于生成式人工智能技术的大语言模型可通过超大规模算力对农业领域数据进行精准挖掘与问句自动生成，破解农业数据分散、多源异构、高噪声、低信息密度和不确定性强条件下用户意图理解与精准服务的难题。此外，农业领域大语言模型还可以通过强算法与大数据、超大规模算力相结合，大幅提升识别、预测、决策等智能算法精度，为大规模智慧农业生产应用带来重要机遇。

（5）农业多场景、大规模知识智能服务平台与新范式构建。集成创新农业人-机-物融合的云计算架构、云网端资源农业软件定义及汇聚、人机混合知识推荐与服务匹配等关键技术，打造具有自进化学习能力的农业知识智能服务云平台，实现大规模协作和知识资源开放共享服务，支撑农业产业形态由“小特产”升级为“大产业”的提质升级，以“知识+案例+服务”相结合方式推动农业生产的现代化转型。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 吕璐成, 韩涛. 人工智能赋能知识服务,开启智能数字农业未来——2020全国图书情报青年学术论坛会议综述[J]. 农业图书情报学报, 2021, 33(12): 83-88.
LYU L C, HAN T. Artificial intelligence enables knowledge service and opens up the future of intelligent agriculture: Review of 2020 national library and information youth academic forum[J]. Journal of library and information science in agriculture, 2021, 33(12): 83-88.
[2] 傅隆生, 宋珍珍, ZHANG X, 等. 深度学习方法在农业信息中的研究进展与应用现状[J]. 中国农业大学学报, 2020, 25(2): 105-120.
FU L S, SONG Z Z, ZHANG X, et al. Applications and research progress of deep learning in agriculture[J]. Journal of China agricultural university, 2020, 25(2): 105-120.
[3] 曹书林, 史佳欣, 侯磊, 等. 知识库问答研究进展与展望[J]. 计算机学报, 2023, 46(3): 512-539.
CAO S L, SHI J X, HOU L, et al. Question answering over knowledge base: An overview[J]. Chinese journal of computers, 2023, 46(3): 512-539.
[4] 岳学军, 蔡雨霖, 王林惠, 等. 农情信息智能感知及解析的研究进展[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 14-28.
YUE X J, CAI Y L, WANG L H, et al. Research progress

of intelligent perception and analytics of agricultural information[J]. Journal of South China agricultural university, 2020, 41(6): 14-28.

[5] 李亚文, 刘爱军, 陈垚. 基于GLCM纹理特征提取的黄瓜叶部病害检测算法研究[J]. 湖北农业科学, 2022, 61(9): 141-145.
LI Y W, LIU A J, CHEN Y. Research on cucumber leaf disease detection algorithm based on GLCM texture feature extraction[J]. Hubei agricultural sciences, 2022, 61(9): 141-145.

[6] 闫明壮, 王浩云, 吴媛媛, 等. 基于光谱与纹理特征融合的绿萝叶绿素含量检测[J]. 南京农业大学学报, 2021, 44(3): 568-575.
YAN M Z, WANG H Y, WU Y Y, et al. Detection of chlorophyll content of *Epipremnum aureum* based on fusion of spectrum and texture features[J]. Journal of Nanjing agricultural university, 2021, 44(3): 568-575.

[7] ELSTONE L, HOW KY, BRODIE S. et al. High speed crop and weed for precision weeding[J]. Sensors, 2020, 20(2): ID 455.

[8] 尹彦鑫, 孟志军, 赵春江, 等. 大田无人农场关键技术研究现状与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 1-25.
YIN Y X, MENG Z J, ZHAO C J, et al. State-of-the-art and prospect of research on key technical for unmanned farms of field corp[J]. Smart agriculture, 2022, 4(4): 1-25.

[9] 沈明霞, 丁奇安, 陈佳, 等. 信息感知技术在畜禽养殖中的研究进展[J]. 南京农业大学学报, 2022, 45(5): 1072-1085.
SHEN M X, DING Q A, CHEN J, et al. A review of information perception technology in livestock breeding[J]. Journal of Nanjing agricultural university, 2022, 45(5): 1072-1085.

[10] 陈佳云, 徐向英, 章永龙, 等. 多模态知识图谱在农业中的研究进展[J]. 农业大数据学报, 2022, 4(3): 126-134.
CHEN J Y, XU X Y, ZHANG Y L, et al. Research progress of multimodal knowledge graph in agriculture[J]. Journal of agricultural big data, 2022, 4(3): 126-134.

[11] ZHOU J, LI J, WANG C, et al. Crop disease identification and interpretation method based on multimodal deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189(3): ID 106408.

[12] 赵鹏飞, 赵春江, 吴华瑞, 等. 基于BERT的多特征融合农业命名实体识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(3): 112-118.
ZHAO P F, ZHAO C J, WU H R, et al. Recognition of the agricultural named entities with multi-feature fusion based on BERT[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2022, 38(3): 112-118.

[13] 袁培森, 李润隆, 王翀, 等. 基于BERT的水稻表型知识图谱实体关系抽取研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 151-158.
YUAN P S, LI R L, WANG C, et al. Entity relationship extraction from rice phenotype knowledge graph based on BERT[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(5): 151-158.

[14] WANG M, WANG H F, QI G L, et al. Richpedia: A large-scale, comprehensive multi-modal knowledge graph[J]. Big data research, 2020, 22: ID 100159.

[15] 张宇, 郭文忠, 林森, 等. 深度学习与知识推理相结合的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(1): 56-69.
ZHANG Y, GUO W Z, LIN S, et al. Review on combination of deep learning and knowledge reasoning[J]. Computer engineering and applications, 2022, 58(1): 56-69.

[16] 白皓然, 孙伟浩, 金宁, 等. 基于改进Bi-LSTM-CRF的农业问答系统研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(2): 99-105.
BAI H R, SUN W H, JIN N, et al. Research on agricultural question answering system based on improved Bi-LSTM-CRF[J]. Journal of Chinese agricultural mechanization, 2023, 44(2): 99-105.

[17] FRIHA O, FERRAG M A, SHU L, et al. Internet of Things for the future of smart agriculture: A comprehensive survey of emerging technologies[J]. IEEE/CAA journal of automatica Sinica, 2021, 8(4): 718-752.

[18] 于合龙, 丁民权, 黄浦, 等. 基于ZigBee网络的人参生长监测及病害预警[J]. 吉林农业大学学报, 2017, 39(1): 120-126.
YU H L, DING M Q, HUANG P, et al. Growth monitoring and disease early warning of ginseng based on ZigBee network[J]. Journal of Jilin agricultural university, 2017, 39(1): 120-126.

[19] 田有文, 吴伟, 卢时铅, 等. 深度学习在水果品质检测与分级分类中的应用[J]. 食品科学, 2021, 42(19): 260-270.
TIAN Y W, WU W, LU S Q, et al. Application of deep learning in fruit quality detection and grading[J]. Food science, 2021, 42(19): 260-270.

[20] ZHOU H Y, WANG X, AU W, et al. Intelligent robots for fruit harvesting: Recent developments and future challenges[J]. Precision agriculture, 2022, 23(5): 1856-1907.

[21] LI G M, HUANG Y B, CHEN Z Q, et al. Practices and applications of convolutional neural network-based computer vision systems in animal farming: A review[J]. Sensors, 2021, 21(4): ID 1492.

[22] CHOUHAN S S, SINGH U P, JAIN S. Applications of computer vision in plant pathology: A survey[J]. Archives of computational methods in engineering, 2020, 27(2): 611-632.

[23] 郝王丽, 尉培岩, 郝飞, 等. 基于YOLOv4和自适应锚框调整的谷穗检测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3(1): 63-74.
HAO W L, YU P Y, HAO F, et al. Foxtail millet ear detection approach based on YOLOv4 and adaptive anchor box adjustment[J]. Smart Agriculture, 2021, 3(1): 63-74.

[24] FUENTES A, YOON S, KIM S C, et al. A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition[J]. Sensors, 2017, 17(9): ID 2022.

[25] QIAN S W, DU J M, ZHOU J A, et al. An effective pest detection method with automatic data augmentation strategy in the agricultural field[J]. Signal image and video processing, 2023, 17(2): 563-571.

[26] YAN L J, WU K H, LIN J, et al. Identification and picking point positioning of tender tea shoots based on MR3P-TS

model[J]. Frontiers in plant science, 2022, 13: ID 962391.
[27] 胡笑天, 王克俭, 王超, 等. 一种基于改进SSD的原木端面识别方法[J]. 林业工程学报, 2023, 8(1): 141-149.
HU X T, WANG K J, WANG C, et al. Development of log end face recognition method based on improved SSD[J]. Journal of forestry engineering, 2023, 8(1): 141-149.
[28] 张振国, 邢振宇, 赵敏义, 等. 改进YOLOv3的复杂环境下红花丝检测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(3): 162-170.
ZHANG Z G, XING Z Y, ZHAO M Y, et al. Detecting safflower filaments using an improved YOLOv3 under complex environments[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2023, 39(3): 162-170.
[29] 王卫星, 刘泽乾, 高鹏, 等. 基于改进YOLOv4的荔枝病虫害检测模型[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 227-235.
WANG W X, LIU Z Q, GAO P, et al. Detection of *Litchi* diseases and insect pests based on improved YOLOv4 model[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2023, 54(5): 227-235.
[30] GAI R L, CHEN N, YUAN H. A detection algorithm for cherry fruits based on the improved YOLOv4 model[J]. Neural computing and applications, 2023, 35(19): 13895-13906.
[31] 孙丰刚, 王云露, 兰鹏, 等. 基于改进YOLOv5s和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 171-179.
SUN F G, WANG Y L, LAN P, et al. Identification of apple fruit diseases using improved YOLOv5s and transfer learning[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2022, 38(11): 171-179.
[32] BARI BS, ISLAM N, RASHID M, et al. A real-time approach of diagnosing rice leaf disease using deep learning-based faster R-CNN framework[J]. PeerJ computer science, 2021: ID e432.
[33] GONG X L, ZHANG S J. A high-precision detection method of apple leaf diseases using improved faster R-CNN[J]. Agriculture basel, 2023, 13(2): ID 240.
[34] ZHOU G X, ZHANG W Z, CHEN A B, et al. Rapid detection of rice disease based on FCM-KM and faster R-CNN fusion[J]. IEEE access, 2019, 7: 143190-143206.
[35] XIE X Y, MA Y, LIU B, et al. A deep-learning-based real-time detector for grape leaf diseases using improved convolutional neural networks[J]. Frontiers in plant science, 2020, 11: ID 751.
[36] ZHAO S Y, LIU J Z, WU S. Multiple disease detection method for greenhouse-cultivated strawberry based on multiscale feature fusion Faster R_CNN[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 199: ID 107176.
[37] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 779-788.
[38] BHATT P V, SARANGI S, PAPPULA S. Detection of diseases and pests on images captured in uncontrolled conditions from tea plantations[C]// Autonomous Air and Ground Sensing Systems for Agricultural Optimization and Phenotyping IV. Baltimore, MD, USA. 2019, 11008: 73-82.
[39] 何海清, 严椰丽, 凌梦云, 等. 结合三维密集点云的无人机影像大豆覆盖度提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(2): 201-209.
HE H Q, YAN Y L, LING M Y, et al. Extraction of soybean coverage from UAV images combined with 3D dense point cloud[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2022, 38(2): 201-209.
[40] CHANG L H, FAN H C, ZHU N N, et al. A two-stage approach for individual tree segmentation from TLS point clouds[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2022, 15: 8682-8693.
[41] LI Z Y, CHEN P, SHUAI L Y, et al. A copy paste and semantic segmentation-based approach for the classification and assessment of significant rice diseases[J]. Plants, 2022, 11(22): ID 3174.
[42] BARROS T, CONDE P, GONCALVES G, et al. Multispectral vineyard segmentation: A deep learning comparison stud[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 195: ID 106782.
[43] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]// 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 3431-3440.
[44] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[M]// Lecture notes in computer science. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
[45] HUANG X B, CHEN A B, ZHOU G X, et al. Tomato leaf disease detection system based on FC-SNDPN[J]. Multimedia tools and applications, 2023, 82(2): 2121-2144.
[46] LI Q, JIA W, SUN M, et al. A novel green apple segmentation algorithm based on ensemble U-Net under complex orchard environment[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 180: ID 105900.
[47] LIU G Q, BAI L, ZHAO M Q, et al. Segmentation of wheat farmland with improved U-Net on drone images[J]. Journal of applied remote sensing, 2022, 16(3): ID 034511.
[48] NARUSHIN V G, LU G, CUGLEY J, et al. A 2-D imaging-assisted geometrical transformation method for non-destructive evaluation of the volume and surface area of avian eggs[J]. Food control, 2020, 112: ID 107112.
[49] ZHANG S W, WANG H X, HUANG W Z, et al. Plant diseased leaf segmentation and recognition by fusion of superpixel, K-means and PHOG[J]. Optik, 2018, 157: 866-872.
[50] YUE Y J, LI X S, ZHAO H, et al. Image segmentation method of crop diseases based on improved segnet neural network[C]// 2020 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1986-1991.
[51] KHAN M A, AKRAM T, SHARIF M, et al. CCDF: Auto-

matic system for segmentation and recognition of fruit crops diseases based on correlation coefficient and deep CNN features[J]. Computers and electronics in agriculture, 2018, 155: 220-236.

[52] TASSIS L M, TOZZI DE SOUZA J E, KROHLING R A. A deep learning approach combining instance and semantic segmentation to identify diseases and pests of coffee leaves from in-field images[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 186: ID 106191.

[53] 张明岳, 吴华瑞, 朱华吉. 基于卷积模型的农业问答语性特征抽取分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(12): 203-210.
ZHANG M Y, WU H R, ZHU H J. Analysis of extraction of semantic feature in agricultural question and answer based on convolutional model[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2018, 49(12): 203-210.

[54] LUO W L, ZHANG L. Question text classification method of tourism based on deep learning model[J]. Wireless communications and mobile computing, 2022, 2022: 1-9.

[55] 王郝日钦, 吴华瑞, 冯帅, 等. 基于Attention_DenseCNN的水稻问答系统问句分类[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 237-243.
WANG H R Q, WU H R, FENG S, et al. Classification technology of rice questions in question answer system based on Attention_DenseCNN[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(7): 237-243.

[56] PATIL R R, KUMAR S. Rice-fusion: A multimodality data fusion framework for rice disease diagnosis[J]. IEEE access, 2022, 10: 5207-5222.

[57] KIRYO R, NIU G, DU PLESSIS M C, et al. Positive-unlabeled learning with non-negative risk estimator[EB/OL]. arXiv: 1703.00593, 2017.

[58] ALAHADH S, HABIB S, ISLAM M, et al. An efficient pest detection framework with a medium-scale benchmark to increase the agricultural productivity[J]. Sensors, 2022, 22(24): ID 9749.

[59] 王文军, 余银峰. 考虑数据稀疏的知识图谱缺失连接自动补全算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(6): 1428-1433.
WANG W J, YU Y F. Automatic completion algorithm for missing links in nowledge graph considering data sparsity[J]. Journal of Jilin university (engineering and technology edition), 2022, 52(6): 1428-1433.

[60] 张宁豫, 谢辛, 陈想, 等. 基于知识协同微调的低资源知识图谱补全方法[J]. 软件学报, 2022, 33(10): 3531-3545.
ZHANG N Y, XIE X, CHEN X, et al. Knowledge collaborative fine-tuning for low-resource knowledge graph completion[J]. Journal of software, 2022, 33(10): 3531-3545.

[61] 王郝日钦, 王晓敏, 缪祎晟, 等. 基于BERT-Attention-DenseBiGRU的农业问答社区问句相似度匹配[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 244-252.
WANG H R Q, WANG X M, MIAO Y S, et al. Densely connected BiGRU neural network based on BERT and attention mechanism for Chinese agriculture-related question similarity matching[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2022, 53(1): 244-252.

[62] 赵宏, 郭岚, 陈志文, 等. 基于多模态融合与多层注意力的视频内容文本表述研究[J]. 计算机工程, 2022, 48(10): 45-54.
ZHAO H, GUO L, CHEN Z W, et al. Research on text representation of video content based on multi-modal fusion and multi-layer attention[J]. Computer engineering, 2022, 48(10): 45-54.

[63] ELAVARASAN D, VINCENT P M D R. A reinforced random forest model for enhanced crop yield prediction by integrating agrarian parameters[J]. Journal of ambient intelligence and humanized computing, 2021, 12(11): 10009-10022.

[64] 刘会丹, 万雪芬, 崔剑, 等. 基于深度强化学习的耕作层土壤水分、温度预测[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(1): 84-92.
LIU H D, WAN X F, CUI J, et al. Moisture and temperature prediction in tillage layer based on deep reinforcement learning[J]. Journal of South China agricultural university, 2023, 44(1): 84-92.

[65] 宋浩楠, 赵刚, 王兴芬. 融合知识表示和深度强化学习的知识推理方法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(19): 189-197.
SONG H N, ZHAO G, WANG X F. Knowledge reasoning method combining knowledge representation with deep reinforcement learning[J]. Computer engineering and applications, 2021, 57(19): 189-197.

[66] 白京波. 思远农业: 互联网+现代农业社会化服务[J]. 农业工程技术, 2017, 37(12): 78-80.
BAI J B. Philip burkart agriculture: Socialization service of modern agriculture in Internet plus[J]. Agricultural engineering technology, 2017, 37(12): 78-80.

[67] 姜芸, 王军, 杨继文. 基于遥感技术的黑土区耕地质量评价指标体系研究进展分析[J]. 测绘工程, 2023, 32(1): 1-7, 13.
JIANG Y, WANG J, YANG J W. Research progress analysis of black soil region cultivated land quality evaluation index by remote sensing[J]. Engineering of surveying and mapping, 2023, 32(1): 1-7, 13.

[68] 钱凤魁, 项子璇, 王贺兴, 等. 基于最小数据集与LESA体系的县域耕地质量评价[J]. 农业工程学报, 2023, 39(8): 239-248.
QIAN F K, XIANG Z X, WANG H X, et al. Evaluating cultivated land quality in County territory using the minimum data set, land evaluation and site assessment(LESA)[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2023: 39(8): 239-248.

[69] 蒋绍淮, 周冬梅, 蔡立群. 山丹县耕地质量等级评价及肥力分析研究[J]. 国土与自然资源研究, 2023(3): 23-28.
JIANG S H, ZHOU D M, CAI L Q. The evaluation of quality grade and nutrient analysis of cultivated land in Shandan County[J]. Territory & natural resources study, 2023(3): 23-28.

[70] 李建军, 白鹏飞. 我国智慧农业创新实践的现实挑战与应对策略[J]. 科学管理研究, 2023, 41(2): 127-134.

LI J J, BAI P F. Realistic challenges and countermeasures of China's smart agriculture innovation practice[J]. Scientific management research, 2023, 41(2): 127-134.

[71] MICHAEL C, LEE J. New approaches to irrigation scheduling of vegetables[J]. Horticulturae, 2017, 3(2): 1-20.

[72] DOS SANTOS U J L, PESSIN G, COSTA C ADA, et al. AgriPrediction: A proactive Internet of Things model to anticipate problems and improve production in agricultural crops[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 161: 202-213.

[73] 黄文江, 师越, 董莹莹, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展与展望[J]. 智慧农业, 2019, 1(4): 1-11.
HUANG W J, SHI Y, DONG Y Y, et al. Progress and prospects of crop diseases and pests monitoring by remote sensing[J]. Smart agriculture, 2019, 1(4): 1-11.

[74] 张凝, 杨贵军, 赵春江, 等. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 403-422.
ZHANG N, YANG G J, ZHAO C J, et al. Progress and prospects of hyperspectral remote sensing technology for crop diseases and pests[J]. National remote sensing bulletin, 2021, 25(1): 403-422.

[75] 李鑫格, 项方林, 吴思雨, 等. 基于植被指数时序动态的冬小麦氮素营养诊断方法[J]. 麦类作物学报, 2022, 42(1): 109-119.
LI X G, XIANG F L, WU S Y, et al. Diagnosis methods for nitrogen status based on the time-series vegetation index in winter wheat[J]. Journal of triticeae crops, 2022, 42(1): 109-119.

[76] 李艳, 张成才, 恒卫东. 基于深度学习的多源遥感反演麦田土壤墒情研究[J]. 节水灌溉, 2023(2): 57-64.
LI Y, ZHANG C C, HENG W D. Soil moisture retrieving method based on depth learning by multi-source data[J]. Water saving irrigation, 2023(2): 57-64.

[77] 高荣华, 白强, 王荣, 等. 改进注意力机制的多叉树网络多作物早期病害识别方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(S1): 363-369.
GAO R H, BAI Q, WANG R, et al. Multi-tree network multi-crop early disease recognition method based on improved attention mechanism[J]. Computer science, 2022, 49(S1): 363-369.

[78] 张燕, 田国英, 杨英茹, 等. 基于SVM的设施番茄早疫病在线识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 125-133, 206.
ZHANG Y, TIAN G Y, YANG Y R, et al. Online detection method of tomato early blight disease based on SVM[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(S1): 125-133, 206.

[79] 蔡娣, 路阳, 林立媛, 等. 基于稀疏自编码和SPSO-SVM的稻瘟病早期病害识别[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2022, 40(3): 416-423.
CAI D, LU Y, LIN L Y, et al. Early disease identification of rice blast based on sparse automatic encoder and SPSO-SVM[J]. Journal of Jilin university (information science edition), 2022, 40(3): 416-423.

[80] 张熹. 基于高光谱成像的温室黄瓜霜霉病早期检测方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021.
ZHANG X. Study on early detection method of greenhouse cucumber downy mildew based on hyperspectral imaging[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2021.

[81] KE G L, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York, USA: ACM, 2017: 3149-3157.

[82] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, USA: ACM, 2016: 785-794.

[83] LIU Y W, ZHANG X, GAO Y X, et al. Improved CNN method for crop pest identification based on transfer learning[J]. Computational intelligence and neuroscience, 2022, 2022: ID 9709648.

[84] 张银萍, 朱双杰, 徐燕, 等. 基于机器视觉的猴头菇品质快速无损检测与分级[J]. 现代食品科技, 2023, 39(3): 239-246.
ZHANG Y P, ZHU S J, XU Y, et al. Rapid non-destructive testing and grading of *Hericium erinaceus* based on machine vision[J]. Modern food science and technology, 2023, 39(3): 239-246.

[85] 吕正超. 基于深度学习的鸡翅品质检测与重量分级研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
LYU Z C. Research on quality detection and weight grading of chicken wings based on deep learning[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2022.

[86] FITRI Z E, BASKARA A, MADJID A, et al. Comparison of classification for grading red dragon fruit (*Hylocereus costaricensis*)[J]. Jurnal nasional teknik elektro, 2022, 11(1): 43-49.

[87] MESA A R, CHIANG J Y. Multi-input deep learning model with RGB and hyperspectral imaging for banana grading[J]. Agriculture, 2021, 11(8): ID 687.

[88] ROPELEWSKA E, SABANCI K, ASLAN M F. Preservation effects evaluated using innovative models developed by machine learning on cucumber flesh[J]. European food research and technology, 2022, 248(7): 1929-1937.

[89] 孙传恒, 袁晟, 罗娜, 等. 基于区块链和边缘计算的水稻原产地溯源方法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 359-368.
SUN C H, YUAN S, LUO N, et al. Traceability method of rice origin based on blockchain and edge computing[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2023, 54(5): 359-368.

[90] WANG Y J. Agricultural products price prediction based on improved RBF neural network model[J]. Applied artificial intelligence, 2023, 37(1): ID 2204600.

[91] 喻沩舸, 吴华瑞, 彭程. 基于Lasso回归和BP神经网络的蔬菜短期价格预测组合模型研究[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(3): 108-117.
YU W G, WU H R, PENG C. Short-term price forecast of vegetables based on combination model of lasso regression method and BP neural network[J]. Smart agriculture, 2020, 2(3): 108-117.

[92] 罗锡文, 廖娟, 胡炼, 等. 我国智能农机的研究进展与无人农场的实践[J]. 华南农业大学学报, 2021, 42(6): 8-17, 5.
LUO X W, LIAO J, HU L, et al. Research progress of intelligent agricultural machinery and practice of unmanned farm in China[J]. Journal of South China agricultural university, 2021, 42(6): 8-17, 5.

[93] 吴华瑞. 智能农机赋能蔬菜产业高质量发展[J]. 蔬菜, 2021(9): 1-10.
WU H R. Intelligent agricultural machinery empowers high-quality development of vegetable industry[J]. Vegetables, 2021(9): 1-10.

[94] 赵春江, 文朝武, 林森, 等. 基于级联卷积神经网络的番茄花期识别检测方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(24): 143-152.
ZHAO C J, WEN C W, LIN S, et al. Tomato florescence recognition and detection method based on cascaded neural network[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2020, 36(24): 143-152.

[95] 龙洁花, 赵春江, 林森, 等. 改进Mask R-CNN的温室环境下不同成熟度番茄果实分割方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(18): 100-108.
LONG J H, ZHAO C J, LIN S, et al. Segmentation method of the tomato fruits with different maturities under greenhouse environment based on improved Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2021, 37(18): 100-108.

[96] 文朝武, 龙洁花, 张宇, 等. 基于3D视觉的番茄授粉花朵定位方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 320-328.
WEN C W, LONG J H, ZHANG Y, et al. Positioning method of tomato pollination flowers based on 3D vision[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2022, 53(8): 320-328.

[97] CHU L W. Study the operation process of factory greenhouse robot based on intelligent dispatching method[C]// 2022 IEEE International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA). Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 291-293.

[98] 杨国峰, 杨勇. 基于BERT的常见作物病害问答系统问句分类[J]. 计算机应用, 2020, 40(6): 1580-1586.
YANG G F, YANG Y. Question classification of common crop disease question answering system based on BERT[J]. Journal of computer applications, 2020, 40(6): 1580-1586.

[99] 张博凯, 李想. 基于知识图谱的Android端农技智能问答系统研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 164-171.
ZHANG B K, LI X. Design of agricultural question answering system based on knowledge graph[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(S1): 164-171.

[100] 张彩丽, 吴赛赛, 李玮, 等. 面向农作物科学施肥管理与土壤肥力查询的农业智能问答系统[J]. 园艺与种苗, 2022, 42(10): 84-86, 92.
ZHANG C L, WU S S, LI W, et al. Agricultural intelligent question answering system for crop scientific fertilization management and soil fertility[J]. Horticulture & seed, 2022, 42(10): 84-86, 92.

[101] THELWALL M, KOUSHA K. ResearchGate: Disseminating, communicating, and measuring scholarship?[J]. Journal of the association for information science and technology, 2015, 66(5): 876-889.

[102] VAN NOORDEN R. Online collaboration: Scientists and the social network[J]. Nature, 2014, 512(7513): 126-129.

Agricultural Knowledge Intelligent Service Technology: A Review

ZHAO Chunjiang[1,2,3,4*]

(1. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture*, *Beijing* 100097, *China*; 2. *Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*; 3. *Key Laboratory of Agri-Informatics*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100097, *China*; 4. *Key Laboratory of Digital Rural Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Beijing* 100097, *China*)

Abstract:

[Significance] Agricultural environment is dynamic and variable, with numerous factors affecting the growth of animals and plants and complex interactions. There are numerous factors that affect the growth of all kinds of animals and plants. There is a close but complex correlation between these factors such as air temperature, air humidity, illumination, soil temperature, soil humidity, diseases, pests, weeds and etc. Thus, farmers need agricultural knowledge to solve production problems. With the rapid development of internet technology, a vast amount of agricultural information and knowledge is available on the internet. However, due to the lack of effective organization, the utilization rate of these agricultural information knowledge is relatively low.How to analyze and generate production knowledge or decision cases from scattered and disordered information is a big challenge all over the world. Agricultural knowledge intelligent service technology is a good way to resolve the agricultural data problems such as low rank, low correlation, and poor interpretability of reasoning. It is also the key technology to improving the comprehensive prediction and decision-making analysis capabil-

ities of the entire agricultural production process. It can eliminate the information barriers between agricultural knowledge, farmers, and consumers, and is more conducive to improve the production and quality of agricultural products, provide effective information services.

[Progress] The definition, scope, and technical application of agricultural knowledge intelligence services are introduced in this paper. The demand for agricultural knowledge services are analyzed combining with artificial intelligence technology. Agricultural knowledge intelligent service technologies such as perceptual recognition, knowledge coupling, and inference decision-making are conducted. The characteristics of agricultural knowledge services are analyzed and summarized from multiple perspectives such as industrial demand, industrial upgrading, and technological development. The development history of agricultural knowledge services is introduced. Current problems and future trends are also discussed in the agricultural knowledge services field. Key issues in agricultural knowledge intelligence services such as animal and plant state recognition in complex and uncertain environments, multimodal data association knowledge extraction, and collaborative reasoning in multiple agricultural application scenarios have been discussed. Combining practical experience and theoretical research, a set of intelligent agricultural situation analysis service framework that covers the entire life cycle of agricultural animals and plants and combines knowledge cases is proposed. An agricultural situation perception framework has been built based on satellite air ground multi-channel perception platform and Internet real-time data. Multimodal knowledge coupling, multimodal knowledge graph construction and natural language processing technology have been used to converge and manage agricultural big data. Through knowledge reasoning decision-making, agricultural information mining and early warning have been carried out to provide users with multi-scenario agricultural knowledge services. Intelligent agricultural knowledge services have been designed such as multimodal fusion feature extraction, cross domain knowledge unified representation and graph construction, and complex and uncertain agricultural reasoning and decision-making. An agricultural knowledge intelligent service platform composed of cloud computing support environment, big data processing framework, knowledge organization management tools, and knowledge service application scenarios has been built. Rapid assembly and configuration management of agricultural knowledge services could be provide by the platform. The application threshold of artificial intelligence technology in agricultural knowledge services could be reduced. In this case, problems of agricultural users can be solved. A novel method for agricultural situation analysis and production decision-making is proposed. A full chain of intelligent knowledge application scenario is constructed. The scenarios include planning, management, harvest and operations during the agricultural before, during and after the whole process.

[Conclusions and Prospects] The technology trend of agricultural knowledge intelligent service is summarized in five aspects. (1) Multi-scale sparse feature discovery and spatiotemporal situation recognition of agricultural conditions. The application effects of small sample migration discovery and target tracking in uncertain agricultural information acquisition and situation recognition are discussed. (2) The construction and self-evolution of agricultural cross media knowledge graph, which uses robust knowledge base and knowledge graph to analyze and gather high-level semantic information of cross media content. (3) In response to the difficulties in tracing the origin of complex agricultural conditions and the low accuracy of comprehensive prediction, multi granularity correlation and multi-mode collaborative inversion prediction of complex agricultural conditions is discussed. (4) The large language model (LLM) in the agricultural field based on generative artificial intelligence. ChatGPT and other LLMs can accurately mine agricultural data and automatically generate questions through large-scale computing power, solving the problems of user intention understanding and precise service under conditions of dispersed agricultural data, multi-source heterogeneity, high noise, low information density, and strong uncertainty. In addition, the agricultural LLM can also significantly improve the accuracy of intelligent algorithms such as identification, prediction and decision-making by combining strong algorithms with Big data and super computing power. These could bring important opportunities for large-scale intelligent agricultural production. (5) The construction of knowledge intelligence service platforms and new paradigm of knowledge service, integrating and innovating a self-evolving agricultural knowledge intelligence service cloud platform. Agricultural knowledge intelligent service technology will enhance the control ability of the whole agricultural production chain. It plays a technical support role in achieving the transformation of agricultural production from "observing the sky and working" to "knowing the sky and working". The intelligent agricultural application model of "knowledge empowerment" provides strong support for improving the quality and efficiency of the agricultural industry, as well as for the modernization transformation and upgrading.

Key words: agricultural knowledge intelligent services; knowledge coupling; reasoning decisions; multimodal knowledge graph; early warning of agricultural condition